

A previsão do fracasso empresarial utilizando a análise discriminante e o *logit* no setor hoteleiro português

Prediction business failure with *logit* and discriminant analysis. Evidence from portuguese hospitality sector

José Manuel Pereira¹, Amélia Ferreira da Silva², Mário Basto³, Maria José Palma Lampreia dos Santos⁴

Resumo: O turismo é um setor em forte expansão em Portugal e com um importante contributo na economia portuguesa. Por isso, o equilíbrio financeiro das empresas neste setor reveste-se da maior relevância, quer para os agentes económicos, quer para os decisores políticos. Apesar disso, não existem em Portugal trabalhos de investigação que analisem o fracasso empresarial no setor da hotelaria.

O objetivo principal deste estudo é propor um modelo de antecipação do fracasso empresarial, especificamente desenvolvido para o setor hoteleiro português. Para esse efeito, utilizamos uma amostra de empresas do sector à qual aplicamos a análise discriminante e a técnica *logit*.

Os resultados obtidos mostram um elevado grau de ajustamento do modelo aos dados e indicam que o modelo utilizado constitui um importante contributo na definição de políticas macroeconómicas e programas de apoio ao desenvolvimento do turismo, sendo igualmente relevantes para as decisões de investidores e credores.

Palavras-chave: fracasso empresarial; modelos de previsão; análise discriminante; *logit*; hotelaria

Abstract: In hospitality and tourism sector, the financial stability of companies has been an issue of major concern, both for economic actors and policymakers. Literature offers us a wide and rich diversity of studies on the issue. Regarding to Portugal, there are studies applied to different economic sectors. However, only a little few have investigated about the hospitality industry.

The main goal of this paper is to develop econometric and multivariate models for forecasting business failure in the hospitality industry, using the *logit* and discriminant analysis. The results show a high degree of adjustment of the model.

1 ESG, IPCA – Instituto Politécnico do Cávado e do Ave, professor adjunto. E-mail: jpereira@ipca.pt.

2 ISCAP, IPP – Instituto Politécnico do Porto, professor adjunto. E-mail: ameliafs@gmail.com.

3 EST, IPCA – Instituto Politécnico do Cávado e do Ave, professor adjunto. E-mail: mbasto@ipca.pt.

4 ISCTE-IUL-DINÂMIA' CET e ESCS, professor adjunto. E-mail: mjpls@iscte.pt.

The practical utility of these models is recognized by different users of accounting documents, particularly investors and creditors. These models also make an important contribution for the definition of macroeconomic policies and public funding programs for investment in tourism sector.

Keywords: business failure; prediction models; discriminant analysis; *logit*; hospitality

Introdução

O fracasso empresarial pode assumir as formas de fracasso económico, financeiro e/ou jurídico, dependendo das causas que o originaram. Contudo, na maioria das vezes, estas causas concorrem simultaneamente para o fracasso da empresa.

As causas económicas incluem os aspetos inerentes à organização das empresas, nomeadamente, os problemas de organização, as opções estratégicas, estruturas de comando/liderança fracas, a falta de mercado para os produtos ou baixa competitividade⁵. Assume-se que quando a empresa não é capaz de criar riqueza, ou seja, quando o valor dos recursos que a empresa consome é superior ao valor daquilo que a empresa produz, então a empresa é economicamente inviável.

As causas financeiras são igualmente muito frequentes e ocorrem devido a opções financeiras desajustadas nos investimentos, i.e., face ao desajuste entre o fluxo económico e o fluxo financeiro que tem como consequência a entrada das empresas num processo de incumprimento financeiro que acaba na sua falência, isto apesar da empresa deter inicialmente output final e escoamento do mesmo no mercado.

As causas jurídicas decorrem, em Portugal, do incumprimento no estipulado Código Comercial Português (1986) incluindo por um lado as dissoluções ou falências técnicas e por outro a ausência de autorização/licenças para laborar. No primeiro caso estamos perante o incumprimento do Artigo 35.º – Perda de metade do Capital, do Código das Sociedades Comerciais (se nada for feito ou para aumentar ou reduzir o capital), no segundo perante a ausência de autorização/licenças para laborar.

A elaboração de modelos de previsão do fracasso empresarial foi impulsionada pelos trabalhos pioneiros de Beaver⁶ e Altman⁷, existindo atualmente um vasto conjunto de literatura sobre o tema. Montalván *et al* apresentam a listagem dos trabalhos relevantes efetuados na última década⁸, verificando-se posteriormente uma profusão de trabalhos nesta área com sucessivos aperfeiçoamentos metodológicos, utilizando redes neuronais, árvores de decisões ou recorrendo a modelos híbridos combinando diversas técnicas, dos quais podemos destacar os elaborados por Zhou, Lai e Yen⁹, Li *et al*¹⁰, Chen¹¹, Du Jardim¹², Fedorova, Gilenko e Dovzhenko¹³ ou López Iturriaga e Sanz¹⁴.

5 LEUZ, TRIANTIS, WANG, 2008.

6 BEAVER, 1966.

7 ALTMAN, 1968.

8 MONTALVÁN *et al*, 2011.

9 ZHOU, LAI, YEN, 2012.

10 LI *et al*, 2014.

11 CHEN, 2011.

12 DU JARDIM, 2015.

13 FEDOROVA, GILENKO, DOVZHENKO, 2013.

14 LÓPEZ ITURRIAGA, SANZ, 2015.

A crise económica e financeira iniciada em 2008 nos Estados Unidos da América alastrou-se posteriormente a toda a Europa. Portugal foi fortemente afetado, dado o elevado grau de abertura ao exterior do país e a sua grande dependência das exportações. Paralelamente o país debate-se com uma crise das finanças públicas devido ao seu endividamento excessivo em períodos anteriores. Atualmente o país encontra-se sobre ajuda financeira do Banco Central Europeu, Comissão Europeia e Fundo Monetário Internacional.

Neste contexto macroeconómico a indústria exportadora e o turismo têm-se revelado um importante amortecedor da crise económica. As exportações portuguesas representaram cerca de 36%, 39% e 41% no peso no PIB de 2011; 2012 e 2013, respetivamente. Durante este mesmo triénio o peso do setor turístico no PIB passou de cerca de 10% para 13%. No ano de 2013 as receitas do setor turístico cresceram 7,5%¹⁵.

Para esse facto contribuíram a instabilidade política nos países mediterrânicos, a crescente valorização qualitativa do setor turístico Português, associada quer aos recursos naturais quer ao património histórico e cultural, quer à posição geográfica portuguesa e à sua proximidade com os países do mediterrâneo e Norte de África, caracterizados por excelentes condições climáticas, para a prática de turismo de diferente natureza.

Por tudo isto, o turismo é um dos setores empresariais com maior potencial em termos económicos e sociais, nomeadamente, pelo elevado nível de empregabilidade que proporciona, bem como pelo seu efeito multiplicador na economia portuguesa. O papel estratégico do turismo na economia portuguesa tem sido reconhecido pelos decisores políticos que lhes dedicaram programas de desenvolvimentos específicos, com a afetação de importantes verbas financeiras, quer nacionais, quer da União Europeia, como por exemplo o *Joint European Support for Sustainable Investment in City Areas*; o Fundo de Desenvolvimento Urbano – Turismo, Regime Geral dos Financiamentos do Turismo de Portugal, I.P. e os programas inseridos no Quadro de Referência Estratégico Nacional.

Apesar da elevada importância económica e social do turismo em Portugal não existem nesta área trabalhos de investigação sobre o fracasso empresarial com a finalidade de preverem e anteciparem o fracasso das empresas turísticas, como auxílio à tomada de decisão dos agentes do setor. Este artigo pretende colmatar essa lacuna na literatura portuguesa, ao apresentar e comparar dois modelos de previsão do fracasso empresarial no sector do turismo, para empresas representativas do setor da oferta turística hoteleira portuguesa.

Breve resumo do estado da arte

A elevada taxa de mortalidade das organizações empresariais é um fenómeno que preocupa os decisores políticos e tende a ser maior nas sociedades e economias mais expostas à lógica do mercado livre e da concorrência. Assim, não podemos dizer que é um fenómeno evitável já que é inerente ao próprio sistema, no entanto, pode e deve ser minimizado pois representa em si um processo de destruição de riqueza.

Foi a partir da década de sessenta que surgiram os estudos pioneiros sobre a previsão do fracasso empresarial. Na maioria dos trabalhos aplicaram-se técnicas estatísticas ou técnicas de mineração de dados ou *data mining*¹⁶ aos dados contabilísticos das empresas, com o objetivo de obter modelos de previsão que permitissem dar indicações sobre se uma empresa poderá ou não chegar a uma situação de insolvência no futuro, de que são exemplo vários trabalhos¹⁷.

¹⁵ INE, 2014.

¹⁶ SANTOS, AZEVEDO, 2005.

¹⁷ BEAVER, 1966; ALTMAN, 1968; TAN, KIANG, 1992.

No entanto, nem todos os estudos perseguiram o objetivo supra referido. Alguns dos primeiros trabalhos tinham como objetivo provar se os dados contabilísticos continham informação sobre a futura solvência da empresa. Noutros estudos compararam-se modelos para discriminar entre as melhores alternativas¹⁸, outros tentaram comprovar a eficácia de alguns modelos ao longo do espaço e do tempo¹⁹.

Num estudo sobre previsão do fracasso empresarial um dos primeiros aspetos que temos necessidade de definir é o conceito de fracasso que se vai utilizar. Na literatura da especialidade o mesmo tem sido abordado de diversas maneiras por distintos autores: falência jurídica, insolvência, suspensão de pagamentos ou perdas continuadas. Perante a ausência de uma teoria geral do fracasso empresarial não há uma definição única para este conceito. Esta é uma limitação importante, uma vez que a seleção da amostra, tanto para as empresas “não fracassadas” como para as empresas fracassadas depende da definição que se utilize de fracasso empresarial.

O modelo clássico mais vezes referenciado na literatura sobre a previsão da solvência empresarial é o de Altman²⁰, que utiliza a análise discriminante tendo tido posteriormente sucessivos desenvolvimentos, nomeadamente Altman, Haldeman e Narayanan²¹, Moyer²², Norton e Smith²³, entre outros. O surgimento de trabalhos enfatizando as limitações desta teoria terá influenciado os investigadores a utilizar outras metodologias, nomeadamente, os modelos de regressão *logit* e *probit*.

Análise discriminante

A análise discriminante surgiu com o objetivo de se distinguir estatisticamente entre dois ou mais grupos de indivíduos ou de objetos. Esta técnica de análise multivariada é utilizada para descobrir as características ou fatores que distinguem os elementos de um grupo dos de outro, permitindo que com as características conhecidas de um novo elemento seja previsível determinar a que grupo pertence²⁴.

A aplicação desta técnica na análise financeira foi inicialmente destinada a abordar a questão da previsão da falência ou fracasso empresarial. O objetivo era obter um indicador de pontuação ou 'Z' (variável dependente de uma função) que resultava da combinação linear de algumas variáveis independentes (índices financeiros ou indicadores)²⁵.

Fundamentos técnicos da análise discriminante

Os fundamentos técnicos deste tipo de análise podem ser apresentados, como um sistema de pontuações que, a cada elemento, lhe faz corresponder uma pontuação resultante de uma média ponderada dos valores que, para ele, assumem as variáveis independentes. Uma vez determinada essa pontuação, ela pode ser transformada numa probabilidade a posteriori desse elemento pertencer a cada um dos grupos. Se considerarmos as variáveis discriminantes como eixos definindo um espaço m-dimensional, cada caso poderá ser representado nesse espaço

18 KOH, TAN, 1999; CHARITOU, NEOPHYTOU, CHARALAMBOUS, 2004.

19 LIZARRAGA, 1998; GRICE, DUGAN, 2001.

20 ALTMAN, 1968.

21 ALTMAN, HALDEMAN, NARAYANAN, 1977.

22 MOYER, 1977.

23 NORTON, SMITH, 1979.

24 SANTOS *et al*, 2011.

25 GABÁS, 1990.

por um ponto cujas coordenadas são determinadas pelos valores das m variáveis para esse mesmo indivíduo. Se os diversos grupos em estudo apresentarem um comportamento relativamente diferenciado relativamente a essas variáveis, será possível imaginar cada grupo representado por um conglomerado de pontos com contornos relativamente nítidos e separados dos restantes grupos. Não obstante os grupos poderem ter alguns elementos sobrepostos, é possível identificar os seus territórios e posiciona-los a partir de uma medida da sua posição típica descritiva, isto é, o centróide de cada grupo²⁶.

O centróide corresponde à média aritmética das variáveis discriminantes para os elementos pertencentes ao mesmo grupo. A distância entre os centróides de dois grupos permite verificar a significância estatística das funções discriminantes.

O principal objetivo da análise discriminante linear aplicado à análise do fracasso empresarial é estabelecer uma função linear que classifique o mais corretamente possível os dois grupos em que se divide a população: empresas não fracassadas e empresas fracassadas, a partir de rácios económico-financeiros calculados com base nas demonstrações financeiros das respetivas empresas. Essa combinação linear de variáveis independentes é a função discriminante de Fisher e pode ser descrita da seguinte maneira:

$$Z_i = W_0 + W_1 X_{i1} + W_2 X_{i2} + \dots + W_m X_{im}$$

onde:

Z_i : é a pontuação discriminante obtida pela empresa i da amostra;

X_{mi} : é o valor apurado do rácio financeiro m da empresa i ;

W_i : são os coeficientes de ponderação das variáveis discriminantes.

Vantagens e limitações desta técnica

Foram vários os autores que se referiram às limitações da análise discriminante quando aplicada em estudos sobre previsão de fracasso, dos quais salientamos Eisenbeis²⁷, Pinches²⁸ e Sung, Chang e Lee²⁹.

As principais limitações relacionam-se com a distribuição das variáveis, a dispersão da matriz de covariâncias, a determinação da significância individual das variáveis, os erros de classificação ou a redução da dimensão e a aplicação dos modelos a priori. Apesar das limitações metodológicas de muitos dos trabalhos que utilizaram a análise discriminante, esse facto não invalida os bons resultados que alcançaram com os seus estudos³⁰.

Entre as vantagens da análise discriminante podemos referir a sua capacidade para incorporar múltiplos rácios financeiros simultaneamente, bem como a sua capacidade de combinar variáveis independentes³¹. Outra vantagem deste método é que, uma vez desenvolvido o modelo, a sua aplicação é muito simples.

26 REIS, 1997.

27 EISENBEIS, 1977.

28 PINCHES, 1980.

29 SUNG, CHANG, LEE, 1999.

30 MARTÍN MARÍN, 1997.

31 SUNG, CHANG, LEE, 1999.

O modelo *logit*

O modelo *logit* obtém-se a partir da regressão logística. Esta regressão pode ser utilizada quando a variável dependente é binária ou dicotómica.

Principais fundamentos do modelo *logit*

O nome de regressão logística provém da transformação logística operada com a variável dependente. O procedimento que calcula os coeficientes logísticos compara a probabilidade de que um evento ocorra e a probabilidade do seu complementar e designa-se de *odds*³².

Num modelo de regressão logística, a relação entre a probabilidade de não fracasso numa empresa i (P_i) e o valor dos m rácios financeiros dessa empresa num determinado ano (X_{ji}) tem a forma de uma curva em S delimitada entre zero e um, e pode ser representada pela expressão (1).

$$P_i = \text{Prob} [Y_i = 1 / (X_{1i}, X_{2i}, \dots, X_{mi})] = \frac{1}{1 + e^{-z_i}} \quad (1)$$

A expressão (2) resulta da substituição de Z_i por uma relação linear, na qual α e β representam os coeficientes a estimar.

$$P_i = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \sum_j \beta_j X_{ji})}} \quad (2)$$

Como já referimos, para obter o *logit* a partir do modelo logístico, temos que fazer uma transformação do modelo. Essa transformação, designada por *logit* P_i é dada pelo logaritmo natural da divisão de P_i pelo seu complementar $(1 - P_i)$ ³³. Os coeficientes estimados β_j podem ser interpretados separadamente representando a importância ou significância de cada uma das variáveis independentes na explicação da probabilidade de fracasso estimado³⁴.

Vantagens e limitações do modelo *logit*

Ao modelo *logit* também se aplicam algumas das limitações mencionadas para a análise discriminante, nomeadamente, a não consideração das probabilidades prévias e dos erros de classificação, sempre que se utilize como ponto de corte 0,5 e também a aplicação dos modelos *à priori*.

Uma das vantagens deste modelo prende-se com o facto de admitir que as variáveis independentes possam ser categóricas, permitindo que as variáveis explicativas não se reduzam unicamente a rácios económicos e financeiros ou variáveis métricas, possibilitando desta forma a utilização de informação não financeira ou qualitativa.

32 HAIR *et al*, 1998.

33 KLEINBAUM, 1996.

34 OHLSON, 1980; ZAVGREN, 1985.

Para Lo³⁵ o modelo *logit* é mais robusto que a análise discriminante, já que é aplicável a outras distribuições que não a normal. De igual forma Constand e Yazdipour³⁶ e Choy *et al*³⁷ afirmam que, em termos de modelo de regressão logística, a taxa prevista de fracasso financeiro das empresas pode indicar que o crédito de risco corporativo tem mais importância económica do que os valores de z-score estimados pela análise discriminante.

Metodologia

A amostra de empresas foi obtida a partir da base de dados SABI – Sistema de Análise de Balanços Ibéricos (2013), tendo-se selecionado de forma aleatória 300 empresas portuguesas consideradas não fracassadas e 150 empresas fracassadas na área da oferta turística, pertencentes ao setor Alojamento com o Código de Atividade Económica n.º 55 (CAE 55) para os anos de 2005 a 2009. Após uma análise das demonstrações financeiras de cada uma das empresas e considerando que nem todas apresentavam dados completos, a amostra final ficou reduzida a noventa empresas fracassadas e 260 empresas não fracassadas. Posteriormente a referida amostra foi subdividida em outras duas amostras, uma de teste, composta por cinquenta empresas fracassadas selecionadas de forma aleatória e por 150 empresas não fracassadas e outra amostra de validação, com as restantes (110 empresas não fracassadas e quarenta empresas fracassadas).

No presente estudo identificamos uma empresa como fracassada se tivesse ocorrido um processo de insolvência ou a mesma tivesse sido declarada pelos tribunais.

Seleção das variáveis

A falta de uma base teórica que explique o fracasso empresarial e sirva de orientação no processo de seleção das variáveis explicativas permitiu que se utilizassem múltiplos critérios na seleção das mesmas. A seleção das variáveis independentes foi efetuada através de rácios económico-financeiros e teve por base a sua maior utilização e nível de significância obtido em diversos estudos publicados na literatura sobre o tema³⁸. A lista dos 30 rácios selecionados que se elaboraram com a informação do Balanço e da Demonstração dos Resultados das empresas que compõem a amostra encontra-se no Quadro n.º 1.

35 LO, 1986.

36 CONSTAND, YAZDIPOUR, 2011.

37 CHOY *et al*, 2011.

38 ALTMAN, 1968; TAM, KIANG, 1992; DIMITRAS, ZANAKIS, ZOPOUDINIS, 1996; CHARALAMBOUS, CHARITOU, KAOUROU, 2000; BEYNON, PEEL, 2001.

Quadro n.º 1 – Lista dos indicadores utilizados

RÁCIO	
X1	(Ativo circulante - existências) / Passivo circulante
X2	Ativo circulante / Ativo total
X3	Ativo circulante / Passivo a curto prazo
X4	Ativo total / Passivo total
X5	(Ativo circulante - Passivo circulante) / Passivo total
X6	Disponibilidades / Passivo corrente
X7	Passivo total / Ativo total
X8	Passivo total / Fundo de maneo
X9	Capital próprio / Vendas líquidas
X10	Passivo total / Capital próprio
X11	Cash-flow / Passivo a curto prazo
X12	Cash-flow / Passivo Total
X13	Vendas / Ativo total
X14	Custos com pessoal / Proveitos operacionais
X15	Proveitos operacionais / Custos operacionais
X16	Resultado líquido / Passivo total
X17	Resultado líquido / Ativo total
X18	Resultados antes de impostos / Ativo total
X19	(Resultados antes de impostos + Custos financeiros) / Total de vendas
X20	Resultados antes de impostos / (Resultados antes de impostos + Custos financeiros)
X21	Capital próprio / (Capital próprio + Passivo)
X22	Capitais alheios / (Capital próprio + Passivo)
X23	Resultado operacional /Ativo
X24	Dívidas financeiras/Resultados operacionais
X25	Dívidas financeiras/Proveitos operacionais
X26	Custos financeiros/Dívidas financeiras
X27	(Ativo circulante – Dívidas financeiras a curto prazo) /Ativo total
X28	Capital próprio /Total ativo
X29	Resultados operacionais /Ativo total
X30	Fundo de maneo /Ativo total

Técnicas utilizadas e resultados obtidos

No presente trabalho elaboramos dois modelos preditivos utilizando a análise discriminante e o modelo *logit*. O software estatístico utilizado foi o SPSS 21.0 para o Windows.

A análise discriminante permitiu identificar as variáveis explicativas que melhor distinguiam entre empresas fracassadas e empresas não fracassadas tendo-se obtido a seguinte função discriminante canónica, cujos coeficientes são estimados de modo a que a variabilidade dos scores da função discriminante seja máxima entre os grupos e mínima dentro dos grupos³⁹:

$$Z = -4,081 + 0,381 * X3 - 1,032 * X6 + 3,492 * X12 + 4,154 * X15$$

39 FRALEY, RAFTERY, 2002; MAROCO, 2003; DOS SANTOS, 2016.

onde,

- X3 = Ativo circulante / Passivo a curto prazo;
- X6 = Disponibilidades / Passivo corrente;
- X12 = Cash-flow / Passivo total;
- X15 = Proveitos operacionais / Custos operacionais

Quanto maior for o *Z-score* ou pontuação atribuída a uma determinada empresa menor será o risco de fracasso.

Na Tabela n.º 1 podemos verificar a significância da função discriminante obtida. A estatística Lambda de Wilks serve para testar a significância da função discriminante. O *Lambda* de Wilks vai medir, numa escala de zero a um, quão próximo do ótimo teórico se está, sendo que a situação ótima corresponde ao valor zero⁴⁰. No presente estudo, o *Lambda* de Wilks é de 0,411. Uma vez que o *p_value* tende para zero podemos referir que existe evidência estatística que comprova que a função discriminante é significativa.

Tabela n.º 1 – Significância da função discriminante

FUNÇÃO DISCRIMINANTE	LAMBDA DE WILKS	QUI-QUADRADO	P_VALUE
$Z=-4,081+0,381\cdot X3-1,032\cdot X6+3,492\cdot X12+4,154\cdot X15$	0,411	61,853	<0,001

Contudo, não foi possível demonstrar a igualdade de matrizes de variânciacovariância, dado que o teste de Box (Tabela n.º 2) apresenta um *p_value* <0,001 o que significa que rejeitamos *H*₀, ou seja, rejeitamos a hipótese nula de igualdade das matrizes de variância-covariância para os dois grupos de empresas. Quando as amostras são grandes ou de igual dimensão a inferência efetuada é robusta à violação deste princípio. No entanto, os casos poderão ter uma maior tendência em ser classificados nos grupos com maior dispersão⁴¹.

Tabela n.º 2 – Teste de Box

TESTE DE BOX	P_VALUE
82,168	0,000

Para classificar cada empresa das várias amostras utilizamos como ponto de corte o score obtido tendo em atenção o tamanho dos grupos. Os resultados obtidos com a amostra de teste constam da Tabela n.º 3. Este modelo obteve um nível de acerto global na classificação das empresas de 97,5%, sendo o erro tipo II (este tipo de erro ocorre quando se considera uma empresa saudável como fracassada) de 1%. O erro tipo I (que corresponde ao facto de se classificar uma empresa fracassada como saudável), foi de 8%.

40 MAROCO, 2003.
41 TABACHNICK, FIDELL, 2011.

Tabela n.º 3 – Resultados da amostra de teste

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	46	4	50	92%	8%	100%
	NF	1	149	150	1%	99%	100%
Acerto global do modelo				195	97,5%		

Os resultados da amostra de validação encontram-se na Tabela n.º 4. Verificamos que a percentagem global de acerto se manteve elevada (95,33%). Das 150 empresas que constituíam esta amostra apenas 7 não foram classificadas no grupo a que pertenciam. O erro tipo I foi de 7,5% e o erro tipo II de 3,6%.

Tabela n.º 4 – Resultados da amostra de validação

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	37	3	40	92,5%	7,5%	100%
	NF	4	106	110	3,6%	96,4%	100%
Acerto global do modelo				143	95,33%		

Aplicando o modelo obtido aos dados da mesma amostra global, mas agora relativamente ao segundo e terceiro ano antes do fracasso, verificamos que o erro tipo II se mantém baixo, sendo que o erro Tipo I aumenta significativamente de 7,5% para 24%, como podemos visualizar através dos dados apresentados nas Tabelas n.º 5 e n.º 6.

Tabela n.º 5 – Resultados da amostra referente ao 2.º ano prévio

		GRUPO PREVISTO					
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	68	22	90	76%	24%	100%
	NF	9	251	260	3,5%	96,5%	100%
Acerto global do modelo				319	91,14%		

Tabela n.º 6 – Resultados da amostra referente ao 3.º ano prévio

GRUPO PREVISTO							
GRUPO ATUAL	F	Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
		62	28	90	68,9%	31,1%	100%
	NF	11	249	260	4,4%	95,8%	100%
Acerto global do modelo				311	88,86%		

A estimação do modelo *logit* foi baseada nos dados da amostra de teste, constituída por cinquenta empresas fracassadas e 150 não fracassadas, seguindo o procedimento *stepwise forward wald*⁴². As variáveis explicativas com significado no modelo incluíram a variável X15 (Proveitos operacionais / Custos operacionais) e a variável X30 (Fundo de maneio / Ativo total) que podemos ver na Tabela n.º 7.

Tabela n.º 7 – Parâmetros estimados e nível de significância

PARÂMETROS	COEFICIENTES	ESTATÍSTICA WALD	P_VALUE
X15	14,315	17,896	0,000
X30	-2,890	8,706	0,000
Constante	-12,144	14,043	0,000

Separadamente, cada um dos coeficientes é significativamente diferente de zero. A estatística *Wald*, que segue uma distribuição Qui-Quadrado, permite rejeitar a hipótese nula com um erro inferior a 5%. Com base na tabela anterior podemos verificar que a um nível de significância de 5% as duas variáveis são significativas.

Ao substituir os coeficientes estimados na função 2 obtém-se a probabilidade de fracasso de uma determinada empresa:

Se $P > 0,5$ a empresa é classificada como pertencente ao grupo das empresas não fracassadas;

Se $P < 0,5$ a empresa é classificada como pertencente ao grupo das empresas fracassadas.

Uma vez que o modelo procura maximizar a verosimilhança de um evento ocorrer (fracassar ou manter-se em atividade), a medida do bom ajustamento é dada pelo valor da verosimilhança. Desta obtém-se o coeficiente de determinação de Cox e Snell modificado proposto por Nagelkerke⁴³. De acordo com esta medida, a variação do resultado da variável dependente é explicada aproximadamente 92% pelo modelo logístico estimado, isto é, neste modelo as variáveis independentes explicam cerca de 92% do comportamento da variável dependente.

42 MAROCO, 2003.

43 NAGELKERKE, 1991.

Para comprovar a qualidade do ajustamento dos valores estimados utilizamos o teste de Hosmer-Lemeshow. Este é um teste Qui-Quadrado à hipótese nula de inexistência de diferenças entre os valores observados e os valores previstos pelo modelo. Uma boa qualidade do ajustamento equivale a um teste Qui-Quadrado com um valor de $p > 0,05$. Com base nos valores da Tabela n.º 8 chega-se à conclusão de não rejeição de H_0 , isto é, não rejeitamos a hipótese de que o modelo fornece um bom ajustamento aos dados.

Tabela n.º 8 – Teste Hosmer-Lemeshow

QUI-QUADRADO	P_VALUE
11,255	0,301

Os resultados obtidos encontram-se nas tabelas seguintes e permitem-nos verificar que o modelo apresenta uma elevada percentagem de acerto na classificação das empresas da amostra de teste (Tabela n.º 9). Com os dados das empresas da amostra de validação aumentou a percentagem de acertos na classificação das empresas não fracassadas, não obstante se constatar uma ligeira diminuição na percentagem de acertos na classificação das empresas não fracassadas (Tabela n.º 10).

Tabela n.º 9 – Resultados da amostra de teste

GRUPO PREVISTO							
GRUPO ATUAL		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
	F	47	3	50	94%	6%	100%
	NF	1	149	150	1%	99%	100%
Acerto global do modelo				200	98,00%		

Tabela n.º 10 – Resultados da amostra de validação

GRUPO PREVISTO							
GRUPO ATUAL		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
	F	38	2	40	95%	5%	100%
	NF	4	106	110	3,6%	96,4%	100%
Acerto global do modelo				144	96,00%		

À semelhança do sucedido com a análise discriminante, também o modelo *logit* estimado apresenta um decréscimo na sua capacidade preditiva à medida que nos afastamos do ano para o qual o modelo foi estimado. A percentagem global de acertos foi de 92% para o segundo ano prévio ao fracasso e de 89,14% para o terceiro

ano prévio ao fracasso, como se pode observar nas Tabelas n.º 11 e n.º 12. O erro tipo I nos dois anos referidos foi inferior ao obtido com o modelo de análise discriminante, 21,1% para o segundo ano prévio e 28,9% para o terceiro.

Tabela n.º 11 – Resultados da amostra referente ao 2.º ano prévio

GRUPO PREVISTO							
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	71	19	90	78,9%	21,1%	100%
	NF	9	251	260	3,5%	96,5%	100%
Acerto global do modelo				322	92,00%		

Tabela n.º 12 – Resultados da amostra referente ao 3.º ano prévio

GRUPO PREVISTO							
		Valor			Percentagem		
		F	NF	Total	F	NF	Total
GRUPO ATUAL	F	64	26	90	71,1%	28,9%	100%
	NF	12	248	260	4,6%	95,4%	100%
Acerto global do modelo				312	89,14%		

Apesar de reconhecermos que a fiabilidade dos dados nos modelos propostos é absolutamente determinante da qualidade e utilidade dos mesmos, a verdade é que de momento não dispomos de meios que possam evitar este viés. Estudos anteriores sobre a realidade portuguesa⁴⁴ revelaram que esse problema é relevante, pois existem indícios de manipulação dos resultados pelas empresas com dificuldades financeiras nos anos imediatamente anteriores à entrada do processo em tribunal, essencialmente por via da redução de custos operacionais e consequente aumento dos resultados. Este risco é igualmente referido na literatura e reconhece-se a sua existência quer nas empresas em dificuldades financeiras, quer nas empresas financeiramente estáveis⁴⁵. Deste modo, a existência de contas auditadas e o conteúdo dos respetivos relatórios é uma variável qualitativa que deve ser incorporada em futuras investigação.

44 MENDES, RODRIGUES, 2007; SOARES, 2003.

45 WATTS, ZIMMERMAN, 1978; JENSEN, MECKLING, 1976.

Conclusão

A sustentabilidade das organizações exige um pensamento sistémico. Qualquer abordagem parcial desta questão é naturalmente reducionista e pouco conclusiva. O problema do fracasso empresarial tem várias dimensões. As suas causas são diversas e interativas. Naturalmente, não podemos reduzir a realidade socioeconómica duma organização a um conjunto de indicadores quantitativos. Não obstante, estes indicadores, quando baseados em dados fidedignos, têm um grande poder informativo sobre a evolução provável dessa organização. Neste contexto, a pretensão do nosso trabalho não foi explorar as causas do fracasso empresarial, mas sim encontrar modelos que nos ajudem a antecipar esse fracasso, de modo a que os decisores possam, pelo menos, minimizar os potenciais efeitos negativos deste fenómeno.

A análise dos resultados permite concluir que os dois modelos proporcionaram um nível de acerto global na classificação das empresas superior a 97%, sendo o erro tipo II de 1%, o que indica um elevado grau de ajustamento do modelo aos dados, bem como a sua utilização futura com bases de dados mais representativas de todo o setor turístico.

Os resultados obtidos permitem igualmente concluir que os modelos utilizados constituem um importante contributo na definição de políticas macroeconómicas e programas de apoio ao desenvolvimento do turismo sendo igualmente relevantes para as decisões de investidores e credores.

Bibliografia

- ALTMAN, E. I., 1968 – “Financial Ratios, Discriminant Analysis and the Prediction of Corporate Bankruptcy”. *The Journal of Finance*. 23 (4), p. 589-609.
- ALTMAN, E. I.; HALDEMAN, R. G.; NARAYANAN, P., 1977 – “Zeta Analysis: A New Model to Identify Bankruptcy Risk of Corporations”. *Journal of Banking and Finance*. 1 (1), p. 29-54.
- BEAVER, W. H., 1966 – “Financial Ratios as Predictors of Failure”. *Journal of Accounting Research*. Supplement, 4 (3), p. 71-111.
- BEYNON, M. J.; PEEL, M. J., 2001 – “Variable Precision Rough Set Theory and Data Discretisation: An Application to Corporate Failure Prediction”. *Omega*. 29 (6), p. 561-576.
- CHARALAMBOUS, C.; CHARITOU, A.; KAOUROU, F., 2000 – “Comparative Analysis of Artificial Neural Network Models: Application in Bankruptcy Prediction”. *Annals of Operations Research*. 99 (1-4), p. 403-425.
- CHARITOU, A.; NEOPHYTOU, E.; CHARALAMBOUS, C., 2004 – “Predicting Corporate Failure: Empirical Evidence for the UK”. *European Accounting Review*. 13 (3), p. 465-497.
- CHEN, M.-Y., 2011 – “Predicting corporate financial distress based on integration of decision tree classification and logistic regression”. *Expert Systems with Applications*. 38 (9), p. 11261-11272.
- CHOY, S. L. W.; MUNUSAMY, J.; CHELLIAH, S.; MANDARI, A., 2011 – “Effects of Financial Distress Condition on the Company Performance: A Malaysian Perspective”. *Review of Economics & Finance*. 1 (4), p. 85-99.
- CONSTAND, R. L.; RASSOUL, Y., 2011 – “Firm Failure Prediction Models: A Critique and a Review of Recent Developments”, in RASSOUL, Y. (org.) – *Advances in Entrepreneurial Finance: With Applications from Behavioral Finance and Economics*. Springer, p. 185-194.
- Diário da República*, II SÉRIE. Código Comercial Português. Decreto-lei nº 262/86, 1986.
- DOS-SANTOS, M. J. P. L., 2016 – “Smart cities and urban areas - Aquaponics as innovative urban agriculture”. *Urban Forestry & Urban Greening*. 20, p. 402-406.

- DU JARDIN, P., 2015 – “Bankruptcy prediction using terminal failure processes”. *European Journal of Operational Research*. 242 (1), p. 286-303.
- EISENBEIS, R. A., 1977 – “Pitfalls in the Application of Discriminant Analysis in Business, Finance, and Economics”. *The Journal of Finance*. 32 (3), p. 875-900.
- FEDOROVA, E.; GILENKO, E.; DOVZHENKO, S., 2013 – “Bankruptcy prediction for Russian companies: Application of combined classifiers”. *Expert Systems with Applications*. 40 (18), p. 7285–7293.
- FRALEY, Chris; RAFTERY, A. E., 2002 – “Model-based clustering, discriminant analysis, and density estimation”. *Journal of the American statistical Association*. 97 (458), p. 611-631.
- GABÁS TRIGO, F., 1990 – *Técnicas Actuales de Análisis Contable. Evaluación de la Solvencia Empresarial*. Instituto de Contabilidad y Auditoria de Cuentas. Madrid: Ministerio de Economía y Hacienda.
- GRICE, J. S.; DUGAN, M. T., 2001 – “The Limitations of Bankruptcy Prediction Models: Some Cautions for the Researcher”. *Review of Quantitative Finance and Accounting*. 17 (2), p. 151-166.
- HAIR, J. F.; ANDERSON, R. E.; TATHAM R. L.; BLACK, W. C., 1998 – *Multivariate Data Analysis*. 5th ed. Portland: Prentice Hall.
- Instituto Nacional de Estatística-INE, 2014 – *Contas Económicas do Turismo*.
- JENSEN, M.; MECKLING, W., 1976 – “Theory of the firm: managerial behavior, agency costs and ownership structure”. *Journal of Financial Economics*. 3, p. 305–360.
- KLEINBAUM, D. G., 1996 – *Logistic Regression: A Self-Learning Text*. New York: Springer-Verlag.
- KOH, H. C.; TAN, S. S., 1999 – “A Neural Network Approach to the Prediction of Going Concern Status”. *Accounting and Business Research*. 29 (3), p. 211-216.
- LEUZ, C.; TRIANTIS, A.; WANG, T. Y., 2008 – “Why do firms go dark? Causes and economic consequences of voluntary SEC deregistrations”. *Journal of Accounting and Economics*. 45 (2), p. 181-208.
- LI, H.; YU, J.-L.; YU, L.-A.; SUN, J., 2014 – “The clustering-based case-based reasoning for imbalanced business failure prediction: a hybrid approach through integrating unsupervised process with supervised process”. *International Journal of Systems Science*. 45 (5), p. 1225-1241.
- LIZARRAGA, F. D., 1998 – “Modelos de Previsión del Fracaso Empresarial: Funciona entre nuestras Empresas el Modelo de Altman de 1968?”. *Revista de Contabilidad*. 1 (1), p. 137-164.
- LO, A. W., 1986 – “Logit Versus Discriminant Analysis: a Specification Test and Application to Corporate Bankruptcy”. *Journal of Econometrics*. 31 (2), p. 151-178.
- LÓPEZ ITURRIAGA, F. J.; SANZ, I. P., 2015 – “Bankruptcy visualization and prediction using neural networks: A study of U.S. commercial banks”. *Expert Systems with Applications*. 42 (6), p. 2857–2869.
- MAROCO, J., 2003 – *Análise Estatística com Utilização do SPSS*. Lisboa: Edições Sílabo.
- MARTÍN MARÍN, J. L., 1997 – “Modelos de Pronóstico de la Insolvencia Empresarial”, in CALVO-FLORES SEGURA, A.; PÉREZ DE LEMA, D. G. (org.) – *Predicción de la insolvencia empresarial*. Madrid: A.E.C.A., p. 33-49.
- MENDES, C.; RODRIGUES, L., 2007 – “Determinantes da Manipulação Contabilística”. *Revista de Estudos Politécnicos (Polytechnical Studies Review)*. 4 (7), p. 189-210.
- MONTALVÁN, S.M.; DELGADO, F.I.A.; O’SHEE, D.F.; YAMASTIRO, M.A., 2011 – “Determinantes de la Insolvencia Empresarial en el Perú”. *Revista Latinoamericana de Administración*. 47, p. 126-139.
- MOYER, R. C., 1977 – “Forecasting Financial Failure: A Re-Examination”. *Financial Management*. 6 (1), p. 11-17.
- NAGELKERKE, N. J. D., 1991 – “A note on a general definition of the coefficient of determination”. *Biometrika*. 78, p. 691-692.

- OHLSON, J. S., 1980 – “Financial ratios and the probabilistic prediction of bankruptcy”. *Journal of Accounting Research*. 18 (1), p. 109-131.
- PINCHES, G. E., 1980 – “Factors Influencing Classification Results From Multiple Discriminant Analysis”. *Journal of Business Research*. 8 (4), p. 429-456.
- REIS, E., 1997 – *Estatística Multivariada Aplicada*. Lisboa: Edições Sílabo.
- SANTOS, M. F.; AZEVEDO, C., 2005 – *Data Mining – Descoberta de Conhecimento em Base de Dados*. Lisboa: FCA.
- SANTOS, M. J. P. L.; HENRIQUES, P. D. S.; FRAGOSO, R. M. S.; CARVALHO, M. L. S., 2011 – “As atitudes dos agricultores face à Política Agrícola Comum (PAC) e ao projecto de regadio de Alqueva”. *Revista de Economia e Sociologia Rural*. 49 (1), p. 233-256.
- Sistema de Análise de Balanços Ibéricos - SABI, 2013 – *Base de Dados de Indicadores Económico-Financeiros das empresas Portuguesas*.
- SOARES, N., 2003 – *Evidence on Earnings Management of Portuguese M&A Target Firms*. Porto (Dissertação do mestrado de Ciências Empresarias apresentada à Faculdade de Economia do Porto).
- SUNG, T. K.; CHANG, N.; LEE, G., 1999 – “Dynamics of Modeling in Data Mining: Interpretive Approach to Bankruptcy”. *Journal of Management Information Systems*. 16 (1), p. 63- 85.
- TABACHNICK, B. G.; FIDELL, L. S., 2011 – *Using Multivariate Statistics*, Fifth Edition. London: Pearson International Edition.
- TAM, K.; KIANG, M., 1992 – “Managerial Applications of Neural Networks: The Case of Bank Failure Predictions”. *Management Science*. 38 (7), p. 926-947.
- WATTS, R.; ZIMMERMAN, J., 1978 – “Towards a Positive Theory of the Determination of Accounting Standards”. *The Accounting Review*. 53 (1), p. 112-134.
- ZAVGREN, C. V., 1985 – “Assessing the Vulnerability to Failure of American Industrial Firms: A Logistic Analysis”. *Journal of Business Finance & Accounting*. 12 (1), p. 19-45.
- ZHOU, L.; LAI, K. K.; YEN, J., 2012 – “Empirical models based on features ranking techniques for corporate financial distress prediction”. *Computers & Mathematics with Applications*. 64 (8), p. 2484-2496.